

А.Ю. МИХАЙЛОВ, аспірант, ХНУРЕ

УДОСКОНАЛЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МЕТОДИКИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСНОВНИХ ТЕКСТУР ПОВЕРХНІ ЗЕМЛІ

Разработана методика распознавания изображений с использованием искусственных нейронных сетей, позволяющая решать проблемы определения параметров различных поверхностей. В разработанном подходе получены существенные улучшения производительности за счет: использования среды разработки нейронных сетей MATLAB, использования метода Левенберга-Марквардта оптимизации целевой функции, использования зашумленных изображений при обучении.

A method of image recognition using artificial neural networks, which allows us to solve the problem of determining the parameters of different surfaces. The approach which was developed has great performance improvements due to: using the MATLAB neural networks development environment, using Levenberg-Marquardt learning algorithm, using noisy examples for neural network learning.

Постановка задачі. Серед методів, які застосовують у вирішенні задач обробки та розпізнавання зображень, є багато різних методів, які використовують різні математичні підходи. Одним з таких методів є метод нейронних мереж, заснований на принципах функціонування мозку людини. Поєднуючи знання в області медицини та нейрофізіології зокрема з наявними розробками та ідеями в галузі інформатики, вчені виділили основні функціональні та структурні одиниці, які забезпечують розумову діяльність людини (будова клітин, які передають нервові імпульси, принципи утворення цих імпульсів, способи їх передачі по нервовим волокнам). Ці знання стали основою для створення такого потужного інструменту, як штучні нейронні мережі. На даний момент нейронні мережі задіяні в досить широкому спектрі галузей наукової діяльності, вони застосовуються при обробці та розпізнаванні образів, у статистиці та чисельних методах, біології. Рішення задач розпізнавання та класифікації текстур є дуже важливою задачею, яку необхідно вирішувати при розробці різних робототехнічних комплексів, зокрема мобільних роботів. Рішення цієї задачі дозволяє вирішити проблему визначення параметрів різних поверхонь з метою визначення можливості руху по ним мобільного робота; можна вирішити задачу автоматизації контролю якості матеріалів; задачу автоматизації сортування різних виробів на основі параметрів їх поверхні; в задачах обробки та векторизації аерофотознімків.

На базі цих знань можливо розробити методику, яка буде забезпечувати високу якість та малий час розпізнавання основних текстур поверхні Землі, та алгоритм розпізнавання зображень за використанням методів нейронних мереж для вирішення проблеми визначення параметрів різноманітних поверхонь.

Аналіз літератури. Під час досліджень було проведено аналіз літератури, що існує на поточний момент, з метою пошуку найкращих рішень, які можна використовувати для покращення алгоритму та програмного засобу, які вирішують проблему розпізнавання основних текстур земної поверхні та текстур взагалі. З теорії чисельних методів оптимізації відомо, що найбільш широко вживані алгоритми навчання нейронної мережі, а саме – градієнтний метод оптимізації та метод Ньютона, характеризуються порівняно малою швидкістю збіжності [1]. Градієнтний метод характеризується лінійною швидкістю збіжності, а метод Ньютона характеризується квадратичною швидкістю збіжності. Крім того, градієнтний метод суттєво залежить від функції, для якої виконуються обчислення. Тому було вирішено покращити швидкість алгоритму розпізнавання за рахунок використання алгоритмів оптимізації цільової функції із більшою швидкістю збіжності. Дуже високу швидкість збіжності мають методи зв'язаного градієнту: метод Флетчера-Рівса, метод Полака-Рібьєра та метод Левенберга-Марквардта [1]. Останній з них і було використано нами для навчання нейронної мережі. На момент створення алгоритму розпізнавання 4 роки тому не було знайдено ефективної реалізації алгоритму навчання нейронної мережі жодним з цих методів. Сьогодні, навпаки, метод Левенберга-Марквардта набув високої популярності. Його було ефективно реалізовано у бібліотеці MATLAB Neural Toolbox, яку і було використано нами для нової програмної реалізації алгоритму розпізнавання текстур. Було проведено аналіз методів, які дозволяють зменшити вплив проблеми забування нейронною мережею попередньо вивченої інформації [2, 3, 4]. У результаті було проведено досліді по навчанню нейронної мережі за допомогою зображень при наявності зашумлень.

Мета статті. Для дослідження удосконалення нейромережевої методики розпізнавання основних текстур поверхні необхідно розв'язати наступні задачі:

- удосконалити методику розпізнавання зображень текстур з використанням методів нейронних мереж та розробити програмну реалізацію методу, який дозволяє ефективно класифікувати образи текстур;
- розробити технологію розпізнавання зображень текстур з використанням методів нейронних мереж, яка буде забезпечувати високу якість розпізнавання;
- провести тестування алгоритму, перевірити його можливості з використанням зображень реальних текстур.

Рішення задач та результати досліджень. Процес розпізнавання складається з наступних основних етапів: сегментація, нормалізація виділених об'єктів, розпізнавання.

Серед методів розпізнавання зображень, таких, як шаблонні методи, статистичні, нейромережеві, нормалізація, кореляційно-ознаковий метод, кореляційний, найбільш зручним методом для вирішення задачі

розпізнавання текстур є метод нейронних мереж, оскільки, використовуючи його, можливо побудувати навчальну систему, яка буде навчатися на основі заданого набору текстур, а потім здійснювати розпізнавання та подальше навчання. Таким чином, можливо розробити досить універсальну систему розпізнавання текстур.

Як відомо, задача навчання нейронної мережі може бути представлена як задача багатовимірної оптимізації функції $F(1)$.

Раніше при розпізнаванні текстур для оптимізації використовувалися градієнтний метод та метод Ньютона. Ці методи характеризуються низкою швидкістю збіжності, тому зроблено припущення, що можна отримати кращі результати за допомогою методів, які характеризуються високою швидкістю збіжності. В якості одного із цих методів було обрано метод Левенберга-Марквардта [5].

Метод Левенберга-Марквардта (2-5) – метод оптимізації, спрямований на вирішення задач про найменші квадрати.

Цей метод є альтернативою методу Гауса-Ньютона, тому може розглядатися як комбінація останнього з методом градієнтного спуску. Алгоритм був сформульований Левенбергом (1944) та Марквардтом (1963).

Нехай є задача про найменші квадрати виду:

$$F(\vec{x}) = \|\vec{f}(\vec{x})\|^2 = \sum_{i=1}^m f_i^2(\vec{x}) = \sum_{i=1}^m (\varphi_i(\vec{x}) - F_i)^2 \rightarrow \min. \quad (1)$$

Ця задача відрізняється особливим видом градієнту та матриці Гессе:

$$\nabla F(\vec{x}) = 2J^T(\vec{x})f(\vec{x}), \quad (2)$$

$$H(\vec{x}) = J^T(\vec{x})J(\vec{x}) + Q(\vec{x}), \quad (3)$$

$$Q(\vec{x}) = \sum_{i=1}^m f_i(\vec{x})H_i(\vec{x}), \quad (4)$$

$$J^T(\vec{x})J(\vec{x})\vec{p} = -J^T(\vec{x})f(\vec{x}), \quad (5)$$

де $J(\vec{x})$ – матриця Якобі вектор-функції $\vec{f}(\vec{x})$; $H_i(\vec{x})$ – матриця Гессе для її компоненти $f_i(\vec{x})$.

Тоді згідно методу Гауса-Ньютона у припущенні домінуючої ролі доданого $J^T(\vec{x})J(\vec{x})$ над $Q(\vec{x})$ (а саме, якщо норма $\|f(x)\|$ значно менша максимального власного значення матриці $J^T(\vec{x})J(\vec{x})$, наступний напрямок \vec{p} визначається за формулою (5).

Таким чином, коли норма $\|Q(x)\|$ близька до нуля, а матриця $J(x)$ має напрямок p , метод мало відрізняється від ньютонівського (з урахуванням $Q(x)$), та метод може досягати квадратичної швидкості збіжності, хоча другі похідні не враховуються.

Поліпшенням методу є алгоритм Левенберга-Марквардта, заснований на евристичних міркуваннях.

Напрямок пошуку Левенберга-Марквардта визначається за формулою:

$$[J^T(\vec{x}_k)J(\vec{x}_k) + \lambda_k I]\vec{p}_k = -J^T(\vec{x}_k)f(\vec{x}_k), \quad (6)$$

де λ_k – деяка від’ємна константа, яка для кожного кроку власна; I – одинична матриця.

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{x}_k + \vec{p}_k. \quad (7)$$

Вибір λ_k можливо здійснювати, роблячи його достатнім для монотонного спуску по функції неув’язки $F(\vec{x})$, тобто збільшувати параметр до того моменту, поки не буде досягнута умова, коли:

$$F(\vec{x}_{k+1}) < F(\vec{x}_k). \quad (8)$$

Також параметр λ_k можливо встановлювати, виходячи з відношення між фактичними змінами функції $\vec{f}(\vec{x})$, досягнутими у результаті пробних кроків, та очікуваними величинами цих змін при інтерполяції. Подібну процедуру побудував Флетчер.

Також можливо показати, що \vec{p}_k задовольняє умові:

$$\vec{p}_k = \arg \min_{\|\vec{p}\| \leq \Delta} \|J(\vec{x}_k)\vec{p} + \vec{f}(\vec{x}_k)\|, \quad (9)$$

де Δ – параметр, який зв’язаний з λ_k .

Метод Левенберга-Марквардта – метод нелінійної оптимізації, який використовує для пошуку мінімуму комбіновану стратегію – лінійну апроксимацію та градієнтний спуск.

Переключення з одного методу на інший відбувається в залежності від того, чи була успішною лінійна апроксимація.

Для навчання мережі та вимірювання якості розпізнавання використовують найпоширенішу в теорії нейронних мереж функцію середньоквадратичної помилки (СКО, MSE) [6]:

$$E^p = \frac{1}{2} \left(D^p - O(I^p, W) \right)^2. \quad (10)$$

У формулі (10) E^p – це помилка розпізнавання для пари, яка навчас; D^p – бажаний вихід мережі; $O(I^p, W)$ – вихід мережі, що залежить від входу та вагових коефіцієнтів W , куди входять ядра згортки, зміщення, вагові коефіцієнти S - та F -.

Для зменшення функції помилки E^p до мінімуму застосуємо градієнтний метод.

Вагу, при якій значення функції помилки буде мінімальним, можливо обчислити з наступного виразу:

$$W_{\min} = W_c \left(\frac{d^2 E(W_c)}{dW^2} \right)^{-1} \frac{dE(W_c)}{dW}, \quad (11)$$

де E – та ж сама функція помилки; W_c – деяке початкове значення ваги.

Оптимальна вага обчислюється, як поточна мінус похідна функції помилки за вагою, поділена на другу похідну функції помилки.

Для багатовимірного випадку (тобто для матриці ваг) все також, тільки перша похідна перетворюється на градієнт (вектор приватних похідних), а друга похідна перетворюється на Гессіан (матрицю других приватних похідних).

Якщо опустити другу похідну, то виходить алгоритм найшвидшого градієнтного спуску. Якщо все ж таки враховувати другу похідну, то неможливо буде порахувати повний Гессіан. Тому зазвичай Гессіан замінюють чимось більш простим. Метод Левенберга-Марквардта замінює Гессіан його апроксимацією за допомогою квадратного Якобіана.

Але саме важливе, що потрібно знати про ці два методи, так це те, що алгоритм Левенберга-Марквардта вимагає обробки всієї навчальної вибірки, тоді як алгоритм градієнтного спуску може працювати з кожною окремо взятою навчальною вибіркою.

При програмній реалізації системи розпізнавання текстур з використанням нейронних мереж використовувалися наступні технології програмування:

- технологія COM з метою застосування компонентної методології розробки;
- мова програмування C# для реалізації графічного інтерфейсу [7];
- інструментарій розробки MATLAB Neural Toolbox для побудови нейронних мереж та нейромодельовання.

Програма зроблена, як самостійний виконуючий модуль та працює під керуванням Windows 2000 та більш нових операційних систем. Для коректної роботи на комп'ютері потрібен встановлений програмний пакет MATLAB версії 7.0 або вище. Пакет MATLAB фірми “The MathWorks” надає можливість працювати з нейронними мережами всіх типів.

Neural Toolbox-пакет прикладних програм, які містять засоби для побудови нейронних мереж, що базуються на поведінці математичного аналога нейрона.

Пакет може бути використаний для дослідження та й застосування нейронних мереж до таких задач, як обробка сигналів, нелінійне керування й фінансове моделювання.

Є можливість генерації переносного C-коду за допомогою Real Time Workshop. Для керованих мереж можливо вибрати пряму або рекурентну архітектуру, використовуючи велику кількість навчаючих правил та методів проектування, таких як, персептрон, зворотне розповсюдження, зворотне

розповсюдження Левенберга [5], мережі з радіальним базисом та рекурентні мережі.

Саме завдяки пакету Neural Toolbox, в якому дозволяється легко змінювати будь-які архітектури, що навчають, правила або перехідні функції, додавати нові, можна розглянути можливість показувати моделювання навчання системи розпізнавання засобами MATLAB.

Опис швидкості навчання для досягнення заданої точності розпізнавання для основних алгоритмів (при потрібній $\varepsilon = 10^{-1}$), наведено у таблиці 1 [8].

Таблиця 1

Швидкість навчання для основних алгоритмів оптимізації

Алгоритм	Помилка	Кількість епох
Алгоритм зворотного поширення помилки з оптимізацією квазі-Ньютона	0.0944526	12
"Класичний" алгоритм зворотного поширення помилки	0.0997834	674
Алгоритм зворотного поширення помилки з моментом	0.0993434	1005
Алгоритм зворотного поширення Левенберга-Марквардта	0.0034274	4
Алгоритм еластичного зворотного поширення	0.0504801	17

З таблиці 1 бачимо, що найбільш швидким алгоритмом навчання нейронної мережі є алгоритм зворотного поширення Левенберга-Марквардта.

При навчанні нейронної мережі по даному алгоритму точність досягла значення $\varepsilon \approx 0.003$ (при необхідній 0.1) менш, ніж за 4 епохи (циклу) навчання. Повільніше всього навчання нейронної мережі проходило за алгоритмом градієнтного спуску по поверхні помилки з моментом – 1005 епох (циклів навчання) [9, 6]. Це відповідає результатам, отриманим у попередній роботі [10].

Таким чином, ми досягли значного поліпшення швидкості навчання системи за допомогою застосування більш досконалого алгоритму зворотного поширення помилки.

Розробимо графік, на якому засобами MATLAB показане моделювання навчання системи розпізнавання (рис. 1).

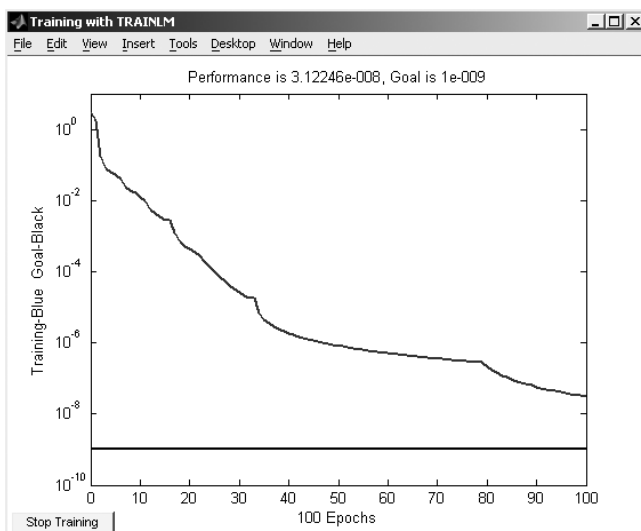


Рис. 1. Графічний інтерфейс системи розпізнавання. Навчання нейронної мережі

Цей графік повністю показує, наскільки швидко проходить навчання із застосуванням алгоритму Левенберга-Марквардта.

Для наочності порівняємо алгоритм навчання з іншим досить швидким алгоритмом навчання – квазі-Ньютоновським методом.

Зміна сумарної квадратичної помилки в процесі навчання нейронної мережі для досліджуваних алгоритмів *trainbfg* (функція, що реалізує алгоритм зворотнього поширення помилки з оптимізацією квазі-Ньютона) та *trainlm* (функція, що реалізує алгоритм зворотнього поширення Левенберга-Марквардта, можна простежити на рис. 2).

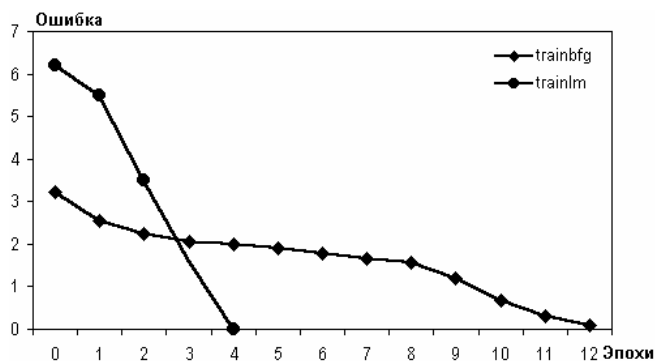


Рис. 2. Зміна сумарної квадратичної помилки в процесі навчання нейронної мережі

Також у ході роботи був поставлений цікавий експеримент по навчанню системи розпізнавання попередньо зашумленими зображеннями. Інформація про навчання мереж за допомогою зашумлених зображень є у роботах [2 – 4, 11]. Отримані результати показано на рис. 3 и 4.

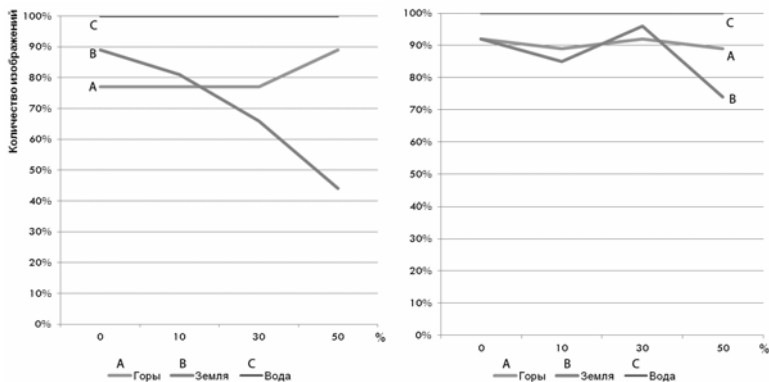


Рис. 3. Залежність якості навчання від навчальної вибірки для текстур 64×64 з нормальною навчальною вибіркою та зашумленою навчальною вибіркою (рівномірне зашумлення)

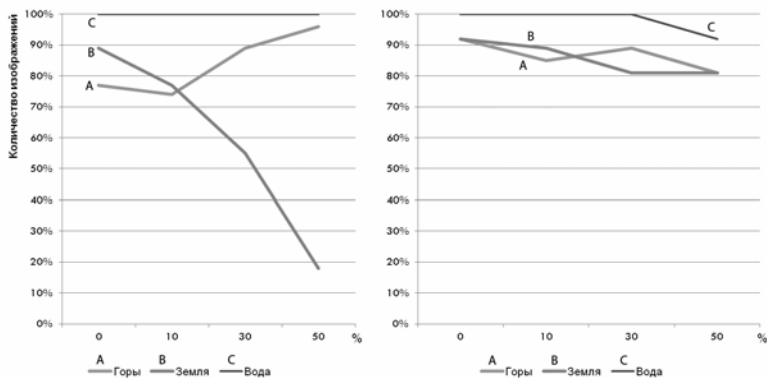


Рис. 4. Залежність якості навчання від навчальної вибірки для текстур 64×64 з нормальною навчальною вибіркою та зашумленою навчальною вибіркою (нормальне зашумлення)

Як бачимо, при певному підборі рівня зашумлення, якість розпізнавання може бути поліпшено. Цей факт вимагає подальшого вивчення, оскільки він є досить цікавим.

Висновки. У результаті проробленої роботи при вирішенні задачі оптимізації нейронної мережі був застосований метод Левенберга-Марквардта, котрий вимагає обробки всієї навчальної вибірки.

1. Було порівняно інші методи з методом Левенберга-Марквардта, та доведено, що найбільш швидким алгоритмом навчання нейронної мережі є алгоритм зворотного поширення Левенберга-Марквардта.

2. Виявлено, що пакет прикладних програм Neural Toolbox, що був задіяний при програмній реалізації системи розпізнавання текстур з використанням нейронних мереж, являє собою дуже вигідний інструментарій для побудови нейронних мереж та нейромоделювання.

3. З метою експериментальної перевірки працездатності технології навчання зашумленими зображеннями було взято вибірку зашумлених зображень текстур та проведено навчання системи. Далі навчена система отримувала різні зображення не з контрольної вибірки та здійснювала розпізнавання. Якість розпізнавання збільшилась в середньому на 5%. Навчання нейронної мережі завідомо зашумленими зразками текстур підвищує якість розпізнавання (наприклад, при нульовій зашумленості текстур «Земля» – з 89% до 92%, «Гори» – з 77 до 92%). За рахунок цього методу додатково збільшується швидкість навчання мережі.

Список літератури: 1. *Пантелеев А.В., Летова Т.А.* Методы оптимизации в примерах и задачах. – М.: Высшая школа, 2005. – 544 с. 2. *Angluin D., Laird P.* Learning from noisy examples // Machine Learning. – 1988. – 2, № 4 – P. 343 – 370. 3. *Kearns M., Li M.* Learning in the presence of malicious errors. (Technical Report TR-03-87). Cambridge, MA: Harvard University, Center for Research, in Computing Technology. 4. *Kearns M., Vazirani U.* An Introduction to Computational Learning Theory. MIT Press, 1994. – 221 p. 5. *Хаган М.Т., Менхай М.* Обучение сетей с прямой передачей сигналов алгоритмом Марквардта. – 1994. – 5, № 6. – С. 989 – 993. 6. *LeCun Y., Bottou L., Orr G., Müller K.* Efficient BackProp / Neural Networks: Tricks of the trade (G. Orr and K. Müller, eds.), Springer Lecture Notes in Comp. Sci. 1524, 1998. – P. 5 – 50. 7. *Троелсен Э.* С# и платформа .NET. Библиотека программиста. – СПб.: Аpress, 2004. – 796 с. 8. *Савенкова О.А.* Исследование алгоритмов обучения модели нейронной сети при распознавании речевых сигналов // Сборник докладов Первой и Второй Международных научных конференций «Нейросетевые технологии и их применение». – Краматорск. – 2003. 9. *Саймон Хайкин.* Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с. 10. *Липанов А.В., Михайлов А.Ю.* Алгоритм распознавания изображений текстур с использованием моментных признаков и методов нейронных сетей // Системы обработки информации. – 2007. – Вып. 3 (61) – С. 49 – 52. 11. *Valiant L.G.* Learning disjunctions of conjunctions // Proceedings of the 9th International Joint Conference of Artificial Intelligence. – Los Angeles, CA: Morgan Kaufmann, – 1985. – P. 560 – 566.

Поступила в редколлегию 01.10.2010